

# **Uncertainties in Segmentation and their Visualisation**

## **Onzekerheden in Segmentatie en hun Visualisatie**

(met een samenvatting in het Nederlands)

PROEFSCHRIFT

ter verkrijging van  
de graad van doctor aan de Universiteit Utrecht  
op gezag van de Rector Magnificus,  
Prof. dr. W. H. Gispen,  
ingevolge het besluit van het College voor Promoties  
in het openbaar te verdedigen  
op vrijdag 1 oktober 2004 des middags te 2:30 uur

door

**Arko Lucieer**

geboren op 17 januari 1977  
te Rotterdam, Nederland

**Promotoren** Prof. dr. M. J. Kraak  
Universiteit Utrecht  
Faculteit Geowetenschappen  
Prof. dr. ir. A. Stein  
Universiteit Wageningen  
Leerstoelgroep wiskundige en statistische methoden

**Leden promotiecommissie** Prof. dr. A. Bagchi  
Prof. dr. P. A. Burrough  
Prof. dr. P. F. Fisher  
Prof. dr. S. M. de Jong  
Prof. dr. ir. M. Molenaar



INTERNATIONAL INSTITUTE FOR GEO-INFORMATION SCIENCE AND EARTH  
OBSERVATION, ENSCHEDE, THE NETHERLANDS

ITC Dissertation number 113  
ITC, P.O. Box 6, 7500 AA Enschede, The Netherlands



Universiteit Utrecht, Utrecht, The Netherlands

**Universiteit Utrecht**

ISBN 90-6164-225-6

**Printed by** International Institute for Geo-Information Science and Earth Obser-  
vation, Enschede, The Netherlands

Copyright © 2004 by Arko Lucieer

To Vanessa, Marja & John



# Abstract

This thesis focuses on uncertainties in remotely sensed image segmentation and their visualisation. The first part aims to develop and implement a visual exploration tool to interact with a fuzzy classification algorithm. The proposed tool uses dynamically linked views, consisting of an image display, a parallel coordinate plot, a 3D feature space plot, and a classified map with an uncertainty map. It allows interaction with the parameters of a fuzzy classification algorithm by visually adjusting fuzzy membership functions of classes. Its purpose is to improve insight into fuzzy classification of remotely sensed imagery and related uncertainty. The visual fuzzy classification technique is tested on a Landsat 7 ETM+ image of an area in Southern France characterised by land cover objects with indeterminate boundaries. The visual classifier gives an overall classification accuracy of 88%, outperforming traditional fuzzy classifiers. Additionally, a focus group user test of the tool provides qualitative feedback and shows that insight into a fuzzy classification algorithm and uncertainty improves considerably.

Spheres and ellipsoids are used to represent class clusters in a 3D feature space prior to a remotely sensed image classification. These shapes provide only rough approximations of irregular shaped class clusters.  $\alpha$ -shapes can improve visualisation of class clusters in a 3D feature space, as  $\alpha$ -shapes visualise the shape of a class clusters more accurately. In addition,  $\alpha$ -shapes might improve insight into a classification, and related uncertainty. These shapes can clearly show where classes overlap, giving an indication for thematic uncertainty. Most classification algorithms do not take into account irregular and concave cluster shapes. Therefore, a classification algorithm, based on  $\alpha$ -shapes, is proposed and implemented. Meaningful classification results can be obtained with  $\alpha$ -shapes.

The aim of the second part of this study is to develop, implement and apply image segmentation techniques for identification of objects and quantification of their uncertainty. A split-and-merge algorithm is applied on an IKONOS image of an agricultural area in the Netherlands. Existential uncertainty of spatial objects is quantified through object boundaries. The segmentation algorithm is applied at various values of splitting and merging

---

thresholds. Objects occurring at many segmentation steps have less existential uncertainty than those occurring at only a few steps. Segmentation results are validated with a topographic map and a boundary matching technique.

The segmentation technique is extended with a supervised procedure based on grey-level and multivariate texture to extract spatial objects from an image scene. Object uncertainty is quantified to identify transition zones of objects with indeterminate boundaries. The Local Binary Pattern (LBP) operator, modelling texture, is integrated into a hierarchical splitting segmentation to identify homogeneous texture regions in an image. A multivariate extension of the standard univariate LBP operator is proposed to describe colour texture. The technique is illustrated with two case studies. The first considers an image with a composite of texture regions. The two LBP operators provide good segmentation results with accuracy values of 95% and higher. The second case study involves segmentation of coastal land form and land cover objects using Light Detection And Ranging (LiDAR) imagery and multi-spectral Compact Airborne Spectral Imager (CASI) imagery of a coastal area in the UK. The multivariate LBP operator is superior to the univariate LBP operator, segmenting the area into meaningful objects, yielding valuable information on uncertainty at transition zones. The univariate LBP measure is extended to a multi-scale texture measure to improve identification of land forms. A region growing segmentation based on the multi-scale LBP measure is applied to identify spatial land form objects from a LiDAR digital surface model (DSM). Meaningful coastal land form objects can be extracted with this algorithm.

Visualisation methods described in the first part and the segmentation techniques described in the second part are combined and extended to visualise object uncertainty. The third part of this study aims to develop and implement visualisation techniques to explore the relation between uncertainty in the spatial extent of image objects and their thematic uncertainty. An object is visualised in 3D feature space and in geographic space based on a user-defined uncertainty threshold. Changing this threshold updates both visualisations, showing the effect of uncertainty on the spatial extent of an object and its shape in feature space. Spheres, ellipsoids, convex hulls, isosurfaces, and  $\alpha$ -shapes are compared for visualisation of objects in a 3D feature space plot. These objects are derived either by visual classification or segmentation.  $\alpha$ -shapes provide the most accurate representation, however, computational demands are very high, making them unsuitable for fast interactions. Alternatively, an isosurface can provide a good approximation of an  $\alpha$ -shape, facilitating fast interaction. The visualisation technique is illustrated with the results of the case studies discussed in the first and second part of this study. Results show that this interactive visualisation tool allows for valuable inferences about object uncertainty.



# Samenvatting

Deze studie richt zich op onzekerheden in segmentatie van remote sensing beelden en hun visualisatie. Het eerste deel heeft tot doel een visuele exploratie techniek te ontwikkelen om meer inzicht te verkrijgen in een fuzzy classificatie algoritme. Deze techniek maakt gebruik van beeld visualisatie gecombineerd met een parallel coordinate plot, een 3D plot van de attribuuat ruimte, en een geclassificeerd beeld met informatie over onzekerheid. Het geeft de mogelijkheid voor interactie met de parameters van een fuzzy classificatie algoritme door visuele bijstelling van fuzzy membership functies voor de individuele klassen. Het doel is om inzicht te verbeteren in het functioneren van een fuzzy classificatie techniek en thematische onzekerheid. De techniek is getest op een Landsat 7 ETM+ beeld van een gebied in Zuid-Frankrijk dat gekenmerkt wordt door landbedekkings objecten met vage grenzen. Het classificatie algoritme geeft een goed resultaat met een nauwkeurigheid van 88%, wat beter is dan traditionele fuzzy classificatie algoritmen. Een gebruikers test geeft een kwalitatieve beschrijving van de gebruikte visualisatie technieken. Deze test toont aan dat inzicht in een fuzzy classificatie algoritme en onzekerheid kan verbeteren met het gebruik van visualisatie technieken.

Bollen en ellipsoïden worden gebruikt om klasse clusters in een 3D attribuuat ruimte te visualiseren voor een beeld classificatie. Deze vormen geven een ruwe beschrijving van onregelmatige klasse clusters.  $\alpha$ -shapes kunnen visualisatie van klasse clusters verbeteren in een 3D ruimte. Tevens kunnen  $\alpha$ -shapes gebruikt worden om inzicht in classificatie van remote sensing beelden en onzekerheid te verbeteren. De meeste classificatie algoritmen houden geen rekening met concave cluster vormen.  $\alpha$ -shapes modelleren de klasse vormen zo nauwkeurig mogelijk en deze studie laat zien hoe  $\alpha$ -shapes gebruikt kunnen worden in een beeld classificatie. Waardevolle classificatie resultaten worden behaald met deze techniek.

Het doel van het tweede deel van deze studie is het ontwikkelen, implementeren en toepassen van beeld segmentatie technieken voor identificatie van objecten en het kwantificeren van hun onzekerheid. Een 'split-and-merge' techniek is toegepast op een IKONOS beeld van een landbouwgebied

---

in Overijssel, Nederland. Thematische object onzekerheid wordt gekwantificeerd via object grenzen. De segmentatie techniek wordt toegepast met verschillende criteria voor het opsplitsen en samenvoegen van object blokken. Objecten die op meerdere segmentatie stappen voorkomen zijn stabiel en vertonen minder onzekerheid dan objecten die maar op een aantal segmentatie stappen voorkomen. Segmentatie resultaten zijn gevalideerd met een topografische kaart en een techniek die object grenzen vergelijkt.

De segmentatie techniek is verder uitgebreid met een aanpak gebaseerd op univariate- en multivariate textuur maten om ruimtelijke objecten in een beeld te detecteren. Object onzekerheid is gekwantificeerd om overgangszones tussen vage objecten te identificeren. De Local Binary Pattern (LBP) maat is geïntegreerd in een hiërarchische segmentatie procedure voor identificatie van homogene gebieden gekenmerkt door textuur. Een multivariate uitbreiding van deze textuur maat is voorgesteld en beschreven voor het modelleren van textuur in meerdere banden (multivariate textuur). De techniek is geïllustreerd met twee praktijk studies. De eerste toepassing gebruikt een beeld van een compositie van vijf kunstmatig texturen. De univariate en multivariate LBP maten geven goede segmentatie resultaten met nauwkeurigheidswaarden van 95% en hoger. Segmentatie in de tweede toepassing heeft tot doel landvorm- en landbedekkings objecten te identificeren in een Light Detection And Ranging (LiDAR) beeld en een multispectraal Compact Airborne Spectral Imager (CASI) beeld van een kustgebied in Engeland. De studie toont aan dat de multivariate LBP maat beter is dan de univariate LBP maat in segmentatie van het gebied. De segmentatie geeft waardevolle informatie over onzekerheid in de overgangszones tussen objecten. Tevens is de univariate LBP maat uitgebreid naar een textuur maat voor meerdere schalen om identificatie van landvormen te verbeteren. Een 'region growing' segmentatie techniek gebaseerd op deze maat is toegepast op een LiDAR hoogte model. Dit algoritme maakt het mogelijk om landvorm objecten te identificeren van een digitaal hoogte model van een kustgebied in Engeland. Tevens wordt een maat voor ruimtelijke onzekerheid verkregen, die waardevolle informatie geeft over overgangszones.

De visualisatie technieken die beschreven zijn in het eerste deel van deze studie en de segmentatie technieken in het tweede deel worden gecombineerd om object onzekerheid te visualiseren. Het derde deel heeft tot doel een visualisatie techniek te ontwikkelen om de relatie tussen onzekerheid in de ruimtelijke verbreiding en thematische onzekerheid van objecten te verkenen. De verbreiding van een object wordt gevisualiseerd in een 3D attribuut ruimte en in de geografische ruimte, gebaseerd op een onzekerheidsgrens gedefinieerd door een gebruiker. Verandering van deze grens laat de verandering zien in beide visualisaties. Daarmee laten deze visualisaties het effect zien van onzekerheid op de representatie van een object in beide ruimtes. Bollen, ellipsoïdes, convex hulls, isovlakken en  $\alpha$ -shapes worden vergeleken voor visualisatie van objecten in een 3D plot. Deze objecten zijn verkregen van

een visuele classificatie of een segmentatie van een beeld.  $\alpha$ -shapes geven de meeste nauwkeurige representatie van een cluster. Echter er is veel rekenkracht nodig om  $\alpha$ -shapes te berekenen en visualiseren, wat deze vormen ongeschikt maakt voor snelle interacties. Isovlakken kunnen gebruikt worden als een alternatief, omdat ze een goede beschrijving geven van een  $\alpha$ -shape en een snelle interactie mogelijk maken. Deze visualisatie techniek wordt beschreven met de resultaten van de toepassing die beschreven zijn in deel 1 en 2 van deze studie. De resultaten tonen aan dat de visualisatie techniek gebruikt kan worden om waardevolle conclusies te trekken over onzekerheden in ruimtelijke objecten.



# Acknowledgements

In September 2000, I started this Ph.D. research at ITC in Enschede. It has been a very interesting project and I would like to thank my supervisors Menno-Jan Kraak and Alfred Stein for their help, support, and trust in my work, our discussions and meetings were very valuable. I would like to thank all of my colleagues in the GIP and EOS departments for their support and company. Barend Köbben, Ton Mank, Corné van Elzakker, Willy Kock, Wim Feringa, Jeroen van der Worm, and Connie Blok, thanks for the early morning coffees in our tearoom, we have had some great laughs. Nicoline Emmer, thanks for your company and long chats during our trips on the train to and from ITC, and our nights in the climbing hall. Etien Koua, thanks for your company in our office.

I would like to thank Pete Fisher for his supervision in Leicester, UK. He has been a big source of inspiration and our discussions were incredibly motivating and valuable. Charlie, Renata and Harry thanks for hosting me in your home. Freek van der Meer, Arta Dilo, Raymond Nijmeijer, Norman Kerle, Wietske Bijker, Harald van der Werff, and Daniël van de Vlag thanks for your participation in the focus group user test, giving me valuable feedback on the software tool I developed for visualisation of uncertainty. I very much appreciate your comments and I hope to include them in future versions of *Parbat*. I would like to thank Steven de Jong and Raymond Sluiter from Utrecht University for providing the Landsat 7 imagery of the “La Peyne” study area. Steven has motivated me to pursue a PhD position in remote sensing and I thank him for his excellent supervision and support during my Masters in Physical Geography. Furthermore, I would like to thank Lourens Veen from Twente University for all the time he spent on the isosurface source code, chapter 8 would not have come this far without his help and insights.

Harald van der Werff, Jelle Ferwerda, Daniël van de Vlag and Marleen Noomen, the ITC AiO-team, thanks for the great time in and outside ITC. The obligatory coffee breaks and lunches were fun. I wish you all the best for the rest of your PhDs. Harald and Jelle, thanks for your friendship and company in Enschede, chatting, climbing, playing squash, or just having dinner together. I am also grateful to my friends David Molenaar, Wouter Dorigo and Tom van Maarseveen. Since we met, we have shared a lot of ups and downs and you have given me a lot of support and inspiration. I have enjoyed all of our adventures in the mountains, climbing and ski touring, or just spending time together at home having dinner, watching slides, or chatting till late.

---

## *Acknowledgements*

---

Richard Coleman and Jon Osborn from the University of Tasmania, thanks for giving me the opportunity to start a career as a lecturer and researcher in the Centre for Spatial Information Science at the University of Tasmania. I am happy to be part of such a dynamic and an ambitious team. Furthermore I would like to thank Richard Mount for his friendship, and our valuable remote sensing discussions.

Finally, I want to thank my parents Marja Roozen and John Lucieer. They have always let me made my own decisions in life. Studying Physical Geography, pursuing a PhD and emigrating to Tasmania are examples of those decisions. I would not have come this far without your love, support and help. I would like to dedicate this thesis to my parents and Vanessa, who has also been a great support. In a way, this PhD project has led to our meeting and in finishing this PhD we can now start a new life together. Thanks for all your love and encouragement.

# Contents

<b>Abstract</b>	<b>vii</b>
<b>Samenvatting</b>	<b>ix</b>
<b>Acknowledgements</b>	<b>xiii</b>
<b>List of Figures</b>	<b>xix</b>
<b>List of Tables</b>	<b>xxi</b>
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 Problem description . . . . .	1
1.2 What is <i>uncertainty</i> ? . . . . .	2
1.3 Uncertainty visualisation . . . . .	4
1.4 Segmentation . . . . .	5
1.5 Research objectives . . . . .	6
1.5.1 Visualisation . . . . .	6
1.5.2 Segmentation . . . . .	6
1.5.3 Object uncertainty visualisation . . . . .	7
1.6 Software prototype . . . . .	7
1.7 Structure of the thesis . . . . .	7
<b>I Visualisation</b>	<b>11</b>
<b>2 Interactive Visualisation of a Fuzzy Classification</b>	<b>13</b>
2.1 Introduction . . . . .	13
2.2 Fuzzy classification . . . . .	14
2.3 Uncertainty visualisation . . . . .	17
2.4 Components of the visual classifier . . . . .	19

---

2.5	Visualisation of classes . . . . .	21
2.6	Visual fuzzy classification . . . . .	24
2.7	Implementation of the prototype <i>Parbat</i> . . . . .	26
2.8	Prototype test case . . . . .	29
2.8.1	Study area and data set . . . . .	29
2.8.2	Visual fuzzy classification of the study area . . . . .	30
2.8.3	Fine-tuning the visual classification . . . . .	32
2.8.4	Visual classification based on Principal Components . . . . .	34
2.8.5	Visual classifier versus standard fuzzy classifiers . . . . .	34
2.9	Prototype evaluation with focus groups . . . . .	36
2.10	Discussion . . . . .	38
2.11	Conclusions . . . . .	40
<b>3</b>	<b>Alpha-shapes for Visualisation and Classification</b>	<b>43</b>
3.1	Introduction . . . . .	43
3.2	Class cluster shape . . . . .	44
3.3	$\alpha$ -shapes . . . . .	46
3.4	$\alpha$ -shape implementation and visualisation . . . . .	46
3.5	$\alpha$ -shape based classification . . . . .	49
3.6	$\alpha$ -shape classification results . . . . .	51
3.7	Distance metrics for $\alpha$ -shape based classifier . . . . .	52
3.8	Discussion . . . . .	55
3.9	Conclusions . . . . .	56
<b>II</b>	<b>Segmentation</b>	<b>57</b>
<b>4</b>	<b>Segmentation of Spatial Objects and their Uncertainty</b>	<b>59</b>
4.1	Introduction . . . . .	59
4.2	Image segmentation with a split-and-merge algorithm . . . . .	61
4.3	Quantifying existential object uncertainty . . . . .	62
4.4	Segmentation validation measures . . . . .	63
4.5	Study area . . . . .	64
4.6	Segmentation results . . . . .	65
4.7	Segmentation validation . . . . .	67
4.8	Discussion . . . . .	72
4.9	Conclusions . . . . .	74
<b>5</b>	<b>Texture-based Segmentation to Identify Fuzzy Objects</b>	<b>75</b>
5.1	Introduction . . . . .	75
5.2	Study area . . . . .	77



5.3	Texture . . . . .	79
5.4	Texture measure - the Local Binary Pattern Operator (LBP) . . .	79
5.5	Texture-based image classification . . . . .	81
5.6	Texture-based image segmentation . . . . .	83
5.7	Texture image example . . . . .	85
5.8	Segmentation of LiDAR DSM . . . . .	88
5.9	Segmentation of CASI image . . . . .	90
5.10	Discussion and conclusions . . . . .	93
<b>6</b>	<b>Multivariate Texture-based Segmentation</b>	<b>95</b>
6.1	A multivariate texture model . . . . .	95
6.2	Colour texture example . . . . .	98
6.3	Multivariate texture segmentation of a CASI image . . . . .	100
6.4	Identification of geological units in Mongolia . . . . .	102
6.4.1	Study area and geological map . . . . .	102
6.4.2	Remote sensing imagery . . . . .	103
6.4.3	Segmentation results . . . . .	104
6.4.4	Segmentation validation . . . . .	106
6.5	Discussion and conclusions . . . . .	108
<b>7</b>	<b>Multi-scale Texture for Land Form Segmentation</b>	<b>111</b>
7.1	Introduction . . . . .	111
7.2	Multi-scale texture model . . . . .	113
7.3	Seeded region growing . . . . .	113
7.4	Multi-scale texture measures from a LiDAR DSM . . . . .	116
7.5	Texture-based region growing for identification of land form objects	118
7.6	Discussion and conclusions . . . . .	120
<b>III</b>	<b>Object uncertainty visualisation</b>	<b>123</b>
<b>8</b>	<b>Visualisation of Thematic and Spatial Object Uncertainty</b>	<b>125</b>
8.1	Introduction . . . . .	125
8.2	Isosurfaces . . . . .	127
8.3	Comparison of object representations . . . . .	130
8.4	Visual link between thematic uncertainty and spatial uncertainty .	131
8.5	Case study: classification . . . . .	133
8.6	Case study: segmentation . . . . .	138
8.7	Discussion . . . . .	145
8.8	Conclusions . . . . .	146

---

<b>9 Conclusions</b>	<b>149</b>
9.1 Visualisation . . . . .	149
9.2 Segmentation . . . . .	150
9.3 Object uncertainty visualisation . . . . .	152
<b>Bibliography</b>	<b>153</b>
<b>ITC Dissertations</b>	<b>163</b>
<b>Publications of the author</b>	<b>173</b>
<b>Biography</b>	<b>177</b>

# List of Figures

1.1	Thesis structure . . . . .	9
2.1	Three main visualisations . . . . .	22
2.2	3D feature space plot with class spheres . . . . .	23
2.3	Interactive visual fuzzy classification . . . . .	25
2.4	Visual fuzzy classification result . . . . .	27
2.5	<i>Parbat</i> prototype . . . . .	28
2.6	Landsat image of the ‘La Peyne’ study area . . . . .	30
2.7	Fine-tuning of classification result . . . . .	33
2.8	Visual fuzzy classification of 3 PCA bands . . . . .	35
2.9	Standard fuzzy <i>c</i> -means classification . . . . .	37
3.1	Circle, ellipse, convex hull and $\alpha$ -shape . . . . .	45
3.2	2D $\alpha$ -shape . . . . .	47
3.3	Comparison of class shapes . . . . .	48
3.4	Land cover class $\alpha$ -shapes . . . . .	49
3.5	Distance metric $\alpha$ -shape classifier . . . . .	50
3.6	$\alpha$ -shape based fuzzy classificaiton result . . . . .	51
3.7	Problems with distance metric for $\alpha$ -shape classifier . . . . .	53
3.8	$\alpha$ -shape as membership function . . . . .	54
3.9	$\alpha$ -shape 3D medial axis . . . . .	55
4.1	Existential uncertainty depicted by boundary stability . . . . .	62
4.2	Colour composite of an IKONOS image of the study area . . . . .	65
4.3	Segmentation result . . . . .	66
4.4	Image of the Boundary Stability Index (BSI) . . . . .	67
4.5	Object boundaries from segmentation result . . . . .	68
4.6	Boundaries from topographic map and seven reference objects . . . . .	68
4.7	Number of segments within each reference object . . . . .	69
4.8	Segment overlap percentages . . . . .	70

---

4.9	Segment $AFI$ values . . . . .	70
4.10	$D(B)$ and $D(B)_{corr}$ values . . . . .	72
4.11	$CDM$ values . . . . .	73
5.1	Overview of the study area . . . . .	78
5.2	Circular neighbourhood set . . . . .	80
5.3	Texture example . . . . .	86
5.4	Unsupervised split-and-merge segmentation . . . . .	87
5.5	Supervised texture-based segmentation . . . . .	87
5.6	Texture measures for LiDAR DSM . . . . .	88
5.7	Segmentation result LiDAR DSM . . . . .	90
5.8	Texture measures for band 12 of a CASI image . . . . .	91
5.9	Segmentation result band 12 CASI image . . . . .	92
6.1	Multivariate neighbourhood set . . . . .	97
6.2	Segmentation of colour textures . . . . .	99
6.3	Segmentation of land cover . . . . .	101
6.4	Geological map of the study area . . . . .	104
6.5	Landsat and ASTER images of the study area in Mongolia . . . . .	105
6.6	Segmentation of Landsat TM image . . . . .	106
6.7	Segmentation of ASTER image . . . . .	107
6.8	Comparison ASTER segmentation with geological map . . . . .	108
7.1	Multi-scale circular neighbourhood set . . . . .	114
7.2	3D view of LiDAR DSM of the study area . . . . .	116
7.3	Multi-scale texture values . . . . .	117
7.4	Region growing results . . . . .	119
7.5	Detailed section of the fore dune . . . . .	120
8.1	Computational speed for generation of each visualisation . . . . .	131
8.2	Comparison of shapes for object visualisation . . . . .	132
8.3	Visual fuzzy classification of Landsat image . . . . .	134
8.4	Isosurface for class Agriculture . . . . .	135
8.5	Spatial extent of class Agriculture . . . . .	136
8.6	Overlap of class Agriculture and Urban . . . . .	137
8.7	Object uncertainty for CASI land cover segmentation . . . . .	140
8.8	Isosurface for Woodland object . . . . .	141
8.9	Spatial extent of Woodland object . . . . .	142
8.10	Isosurface for Fore dune object . . . . .	143
8.11	Spatial extent of Fore dune object . . . . .	144
8.12	Overview of suitability of shapes . . . . .	146

# List of Tables

2.1	Classification accuracy % for a classification based on the <i>initial</i> class sphere configuration . . . . .	31
2.2	Classification accuracy % for a classification based on the <i>adjusted</i> class sphere configuration . . . . .	32
2.3	Classification accuracy % for a classification based on an <i>adjusted</i> class sphere configuration of the first three Principal Components .	34
2.4	Classification accuracy assessment for different classifiers . . . . .	36
3.1	Classification accuracy % for a classification based on $\alpha$ -shapes . .	52
3.2	Classification accuracy for $\alpha$ -shapes and convex hulls . . . . .	52
4.1	Description of seven reference objects used for validation . . . . .	69
5.1	Confusion matrix with per-class accuracy values % for segmentation of texture image . . . . .	88
5.2	Confusion matrix with per-class accuracy values % for segmentation of LiDAR DSM . . . . .	90
5.3	Confusion matrix with per-class accuracy values % for segmentation of CASI image . . . . .	92
6.1	Confusion matrix with per-class accuracy values % for segmentation of texture image . . . . .	100
6.2	Confusion matrix with per-class accuracy values % for multivariate texture-based segmentation of CASI image . . . . .	102
6.3	Confusion matrix with per-class accuracy values % for segmentation of Landsat TM image . . . . .	107
6.4	Confusion matrix with per-class accuracy values % for segmentation of ASTER image . . . . .	107

---

